

Системы, сети и устройства телекоммуникаций

УДК 004.383.8.032.26

Определение функциональных допусков искусственных нейронных сетей на базе мемристоров при наличии шумов во входном сигнале

Данилин Сергей Николаевич

кандидат технических наук, доцент кафедры «Системы автоматизированного проектирования» Муромского института (филиала) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

Щаников Сергей Андреевич

кандидат технических наук, доцент кафедры «Информационные системы» Муромского института (филиала) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

E-mail: seach@inbox.ru.

Адрес: 602264, г. Муром, ул. Орловская, 23.

Пантелеев Сергей Владимирович

кандидат технических наук, доцент, доцент Выксунского филиала НГТУ им. Н.Е. Алексеева.

E-mail: ser-panteleev@yandex.ru.

Аннотация: Предложен общий подход к моделированию и исследованию искусственных нейронных сетей на базе мемристоров (ИНСМ) как системы на основе методологии системного анализа и имитационного моделирования. При разработке ИНСМ проводилась её функционально-структурная декомпозиция с введением нескольких уровней иерархии: системы; подсистем; функциональных звеньев; схемных элементов. Предложен общий подход к разработке методов определения и обеспечения показателей качества функционирования ИНСМ как физико-информационных объектов. Разработан алгоритм определения и оптимизации допусков на информационные параметры функциональных звеньев ИНСМ при решении задачи синтеза, позволяющий назначить допуски на физические параметры средств их реализации. Синтезирована и исследована ИНСМ обнаружения инфокоммуникационного сигнала на фоне шумов с параметрами в заданном диапазоне. Определены оптимальные допуски на информационные параметры нейронов ИНСМ для обеспечения заданной погрешности выходного сигнала при различных параметрах шумов во входном сигнале.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, мемристоры, оптимизация, разрядность, качество, точность, функциональные допуски, распознавание сигналов на фоне шумов и помех, имитационное моделирование, сквиттер.

Введение

При разработке высокопроизводительных вычислительных средств с нейросетевой архитектурой или работающих в нейросетевом логическом базисе — искусственных нейронных сетей (ИНС) на базе мемристоров (ИНСМ) — одной из наиболее трудно решаемых задач является обеспечение необходимого качества их функционирования. Названная проблема вызвана тем, что современные ИНСМ практического

уровня сложности, факторы, дестабилизирующие их работу и задачи, решаемые ими, трудно формализуемые или не формализуемые [1].

В соответствии с действующими стандартами [2] качество продукции характеризуется определёнными показателями, значения которых в процессе создания и эксплуатации должны находиться в пределах, установленных нормативной документацией — допусках. Функциональный допуск ИНСМ — это пре-

дельно допускаемое отклонение фактического значения показателя качества, характеризующего их функциональные свойства (точность, отказоустойчивость, надёжность) от номинального. Таким образом, задача обеспечения необходимого качества функционирования ИНСМ сводится к задаче определения оптимальных значений их функциональных допусков (доведение до заданного уровня или получение максимально возможного значения) при ограничениях, указанных в требованиях на проектирование.

Обзор научно-технических публикаций по данной проблеме [3-6] позволяет сделать вывод, что до настоящего времени не разработаны методы определения оптимальных функциональных допусков ИНСМ. Авторами предлагается новый подход, основанный на использовании теории системного анализа и методологии имитационного моделирования, применение которого позволит получать значения показателей качества (точности, отказоустойчивости, надёжности) работы ИНСМ при ограничениях на параметры входной информации и ресурсы технических средств их реализации [7-10]. Рассмотрим более подробно предлагаемый подход на примере алгоритма определения оптимальных функциональных допусков ИНСМ.

Метод

В соответствии с теорией системного анализа [11] ИНСМ нужно моделировать и исследовать на нескольких уровнях:

1. На уровне системы ИНСМ необходимо рассматривать с точки зрения выполнения ею поставленной задачи в конкретной области науки, техники и технологии в смысле реализации её основных потребительских свойств как продукта. В этом случае не важно знание структуры ИНСМ и принципов её реализации — она представляется как «чёрный ящик» с приведёнными в спецификации значениями критериев эффективности (точности, отказоустойчивости, надёжности, быстродействия, стоимости обслуживания, энергопотребления и

пр.) на основании которых можно провести её имитационное моделирование как системы.

2. На уровне подсистем важно то, как она выполняет преобразование информации. Модель ИНСМ на данном уровне можно представить в виде алгоритма преобразования информации.

3. На уровне технических устройств ИНСМ необходимо описывать как устройство преобразования сигналов — носителей информации. На данном уровне модель ИНСМ представляется как набор алгоритмов преобразования сигналов. При этом алгоритмы преобразования сигналов и информации могут быть не эквивалентными и их количество может отличаться.

4. На уровне схемных элементов модель ИНСМ представляется в виде описания физических процессов, протекающих в её элементах.

Для каждого уровня необходимо выбирать индивидуальные показатели качества. Внешняя среда и каналы её информационного воздействия на ИНСМ так же будут отличаться в зависимости от выбранной иерархии. Например, при моделировании ИНСМ на уровне подсистем, когда она рассматривается как алгоритм преобразования информации, внешней средой будут являться не только шумы и помехи, но и средства реализации данного алгоритма, как объекты информационного воздействия.

Авторы разработали численные методы определения и оптимизации функциональных допусков ИНСМ произвольной структуры и назначения (в номинальном режиме и при воздействии дестабилизирующих факторов) [12-13]. В основу методов положен общий подход к разработке методов определения и оптимизации функциональных допусков на значения параметров ИНСМ, как системы, представляющей собой единый физико-информационный объект, реализуемый аппаратно - программными обучаемыми средствами.

В работе [12] авторами предложен метод и вариант алгоритма синтеза функциональных допусков на параметры нейронов путём цик-

лично повторяемого анализа при заданном значении допуска на выходные параметры ИНСМ. Основными этапами при этом являются:

1. Создание имитационной модели ИНСМ с выбранными параметрами (архитектура, структура (количество нейронов и слоёв), алгоритм обучения и т.д.).

2. Обучение ИНСМ в соответствии с выбранным алгоритмом обучения до достижения наилучшего результата по установленному критерию точности и фиксация его значения.

3. Имитация вариаций значений параметров нейронов, заключающиеся в их одновременном изменении на $\pm \Delta m, \%$.

4. Расчет текущего значения критерия точности: если оно превышает допустимое, то возвращаемся к предыдущему пункту, иначе переходим к следующему.

5. Назначение допусков на параметры нейронов ИНСМ.

При оптимизации работы ИНСМ, необходимо определить какое состояние будет наилучшим с точки зрения предъявляемых к ней требований по точности (качеству) работы при имеющихся ограничениях на ресурсы средств реализации. Состояние ИНСМ могут характеризовать такие её параметры, как структура, количество слоёв, количество нейронов, функции активации слоёв, функции обучения, уровень нелинейности характеристик, и ряд других. Количество таких параметров, так же, как и степень их влияния на кри-

терий оптимальности, варьируется в зависимости от конкретных практических применений ИНСМ. Критериями оптимальности ИНСМ могут быть допустимые значения показателей точности (качества) её работы, отказоустойчивость, быстродействие, энергопотребление, разрядность входной информации и нейронов, количество слоёв и нейронов.

В соответствии с основной задачей, оптимизации подлежат допуски на параметры составных элементов ИНСМ при сохранении допусков на выходные параметры. Допуски составных частей после оптимизации должны быть большими, что снижает затраты на их изготовлении и, соответственно, ИНСМ в целом, а так же увеличивает значение ряда показателей, в частности отказоустойчивости.

В работе [14] авторами предложен метод и вариант алгоритма оптимизации функциональных допусков ИНС путём варьирования разрядности. Результаты исследований авторов показали системное влияние разрядности входной информации и ИНС на все их функциональные параметры.

Для каждой ИНС и ИНСМ существует диапазон оптимальной разрядности входной информации, в котором происходит наиболее эффективное подавление шумов, помех и неинформативных составляющих. Пример характерной зависимости точности функционирования ИНС от разрядности входной информации представлен на рис. 1.

Разрядность входной информации будем моделировать логическим способом, путём наложения на операнды разрядной сетки в диапазоне от 0 до 2^N (где N - разрядность результата), что эквивалентно изменению разрядности представления операндов в том же диапазоне. Аналитически данная операция может быть представлена в следующем виде:



$$\hat{A}_i = \left[\frac{A_i}{A_{\max}} \times (2^N - 1) \right] \frac{A_{\max}}{2^N - 1}, \quad (1)$$

где $[\bullet]$ - операция целочисленного округления; N - количество разрядов; A_{\max} - максимальное значение диапазона существования.

Алгоритм определения оптимальных функциональных допусков ИНСМ за счёт изменения разрядности состоит из следующих шагов:

1. Создание имитационной модели ИНСМ с выбранными параметрами.

2. Обучение ИНСМ в соответствии с выбранным алгоритмом обучения до достижения наилучшего результата по установленному критерию точности и фиксация его значения.

3. Синтез функциональных допусков на параметры ИНСМ без моделирования разрядности и фиксация их значений.

4. Доведение функциональных допусков до заданного уровня или получение максимально возможного значения с помощью моделирования разрядности входной информации по формуле (1) в диапазоне от 1 до N .

5. Назначение допусков на параметры нейронов ИНСМ.

Синтез функциональных допусков

Эксперимент по определению (синтезу) допусков на параметры функциональных звеньев ИНСМ проведён на примере решения задачи распознавания сигнала сквиттера S-режима АЗН-В приёмника на фоне шума, описание которой приведено в работе [15]. Модель ИНСМ реализована на уровне подсистем с применением языка программирования Python 3.6.

Сеть обучалась распознаванию сигнала определённой формы (преамбула сигнала, рис. 3) на фоне шума. В процессе проведения исследований было создано несколько моделей нейронных сетей. На рис. 2 приведён пример графика зависимости вероятности распознавания P от отношения сигнал-шум во входном сигнале q для двухслойной сети прямого распространения с 9-ю нейронами в скрытом и 1-м нейроном в выходном слое при 10000 раз повторения эксперимента для каждого значения q .

Для синтеза допусков на параметры сети, допуск на вероятность распознавания был установлен не менее 99,5%. В соответствии с рис. 2 максимально допустимое отношение

сигнал-шум для обеспечения заданной точности составляет $q = 33$ дБ ($P = 99,85\%$) для данной сети. На следующем этапе был произведён синтез функциональных допусков в соответствии с алгоритмом, описанном в работах [13, 16]. Результаты занесены в таблицу 1.

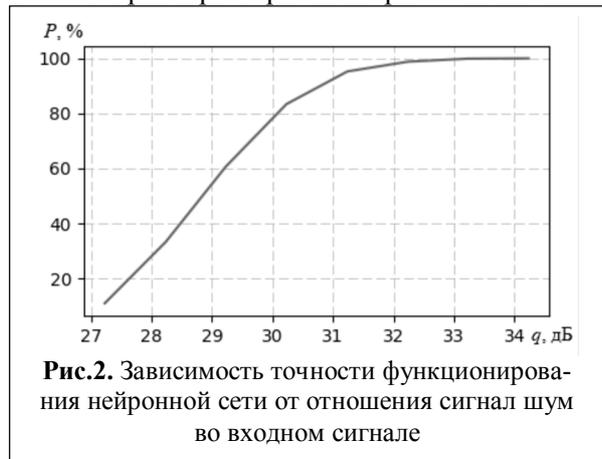
Таблица 1. Значения вероятности распознавания преамбулы сигнала сквиттера на фоне шума $q = 33$ дБ при вариациях параметров нейронов

$\Delta m, \%$	$P, \%$	$\Delta m, \%$	$P, \%$
-1	99,95	1	99,93
-2	99,94	2	99,94
-3	99,94	3	99,98
-4	99,91	4	99,96
-5	99,96	5	99,93
-6	99,90	6	99,95
-7	99,91	7	99,98
-8	99,91	8	99,98
-9	99,88	9	99,94
-10	99,88	10	99,97
-11	99,81	11	99,99
-12	99,83	12	99,95
-13	99,83	13	99,97
-14	99,78	14	99,99
-15	99,77	15	99,96
-16	99,76	16	99,97
-17	99,66	17	99,99
-18	99,72	18	99,98
-19	99,67	19	99,99
-20	99,65	20	99,99
-21	99,46	21	99,98
-22	99,56	22	99,99
-23	99,55	23	99,99
-24	99,46	24	99,98
-25	99,30	25	99,99
-26	99,18	26	99,99
-27	99,11	27	99,98
-28	99,15	28	99,99
-29	98,99	29	99,99

Результаты эксперимента (таблица 1) позволяют сделать вывод, что нейронная сеть сохраняет работоспособное состояние до тех пор, пока значение вариации её параметров не превысит -21%. Тогда допуск на параметры нейронов составляет -20%.

Для обеспечения полученной точности функционирования при реализации данной ИНС аппаратным способом на базе наномемристоров и КМОП транзисторов необходимо ограничить поля рассеивания погрешностей их физических параметров таким образом,

чтобы их суммарное влияние на информационный параметр нейрона не превышало -20%.



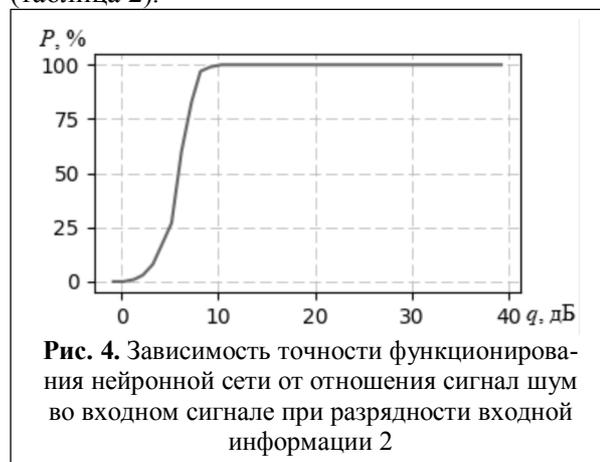
Оптимизация функциональных допусков

Применим разработанный алгоритм при оптимизации функциональных допусков ИНСМ для сети распознавания преамбулы сигнала сквиттера. На рис. 3 приведены примеры применения функции, реализующей выражение (1), к входному сигналу ИНСМ при разных отношениях сигнал-шум. Моделирование минимально возможного значения разрядности ($N=1$) для большинства примеров приближает по форме входной сигнал к идеальному.

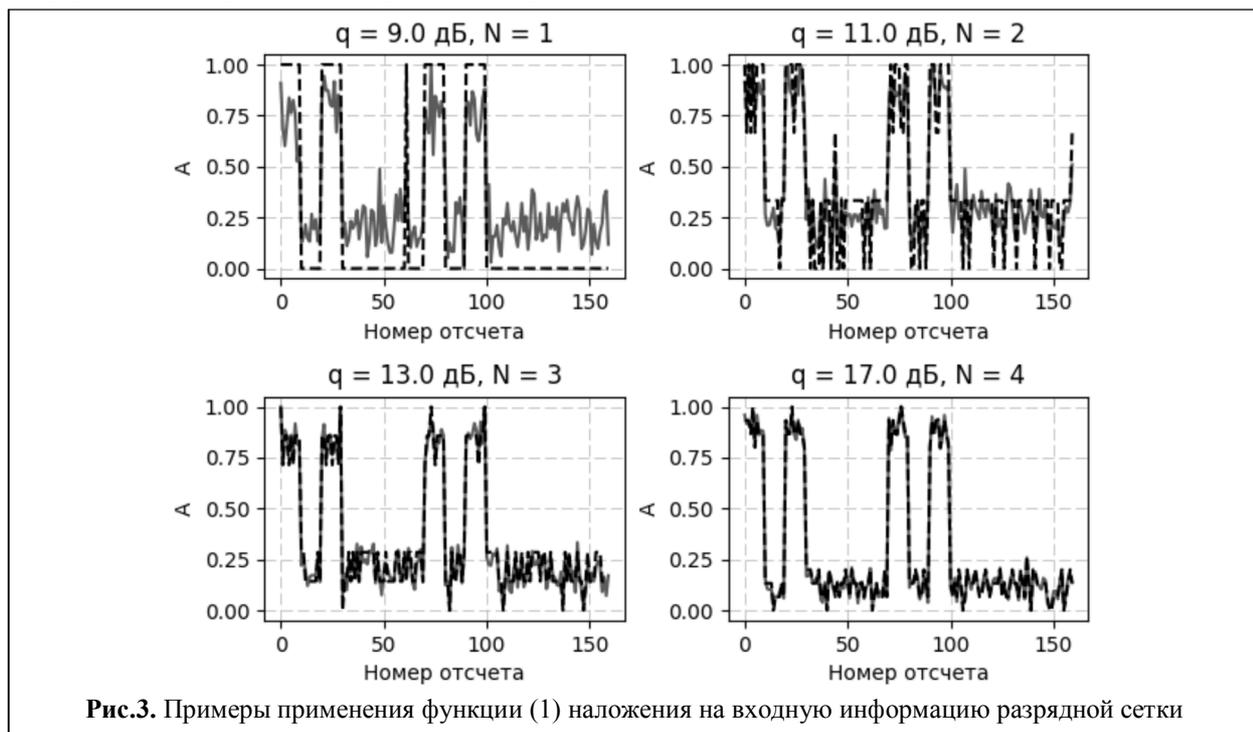
Проведём эксперимент, в процессе которого будем изменять значение разрядности входной информации, определять вероятность распо-

знавания преамбулы сигнала P на фоне шума и фиксировать максимально допустимый уровень отношения сигнал-шум q . Результаты исследования показывают, что наилучший результат достигается при значении разрядности 2 (рис. 4). Это объясняется тем, что при данном значении разрядности сигнал по форме максимально похож на эталонный, используемый при обучении нейронной сети.

Из рис. 4 видно, что допуск на отношение сигнал-шум во входном сигнале снизился с 33дБ до 9дБ при разрядности 2. Проведём синтез допусков при значениях отношения сигнал-шум во входном сигнале 9 дБ и разрядности 2 (таблица 2).



Результаты эксперимента (таблица 2) позволяют сделать вывод, что нейронная сеть со-



храняет работоспособное состояние до тех пор, пока значение вариации её параметров не превысит -30%. Тогда допуск на параметры нейронов данной ИНС составляет -29%.

Таблица 2. Значения вероятности распознавания преамбулы сигнала сквиттера на фоне шума $q = 9$ дБ при вариациях параметров нейронов и разрядности входной информации 2

$\Delta m, \%$	$P, \%$	$\Delta m, \%$	$P, \%$
-1	99,79	1	99,93
-2	99,78	2	99,94
-3	99,80	3	99,98
-4	99,78	4	99,96
-5	99,73	5	99,93
-6	99,74	6	99,95
-7	99,75	7	99,98
-8	99,77	8	99,98
-9	99,77	9	99,94
-10	99,76	10	99,97
-11	99,77	11	99,99
-12	99,64	12	99,95
-13	99,74	13	99,97
-14	99,71	14	99,99
-15	99,76	15	99,96
-16	99,72	16	99,97
-17	99,70	17	99,99
-18	99,67	18	99,99
-19	99,81	19	99,98
-20	99,71	20	99,99
-21	99,56	21	99,98
-22	99,61	22	99,99
-23	99,62	23	99,99
-24	99,67	24	99,99
-25	99,64	25	99,98
-26	99,60	26	99,99
-27	99,56	27	99,97
-28	99,55	28	99,99
-29	99,58	29	99,97
-30	99,36	30	99,99

Заключение

1. Предложен общий подход к разработке методов оптимизации показателей точности (качества) работы и функциональных допусков (доведение до заданного уровня или получение максимально возможного значения) ИНСМ при ограничениях на параметры входной информации и ресурсы технических средств их реализации.

2. Разработан алгоритм определения оптимальных допусков на информационные параметры функциональных звеньев ИНСМ за счёт

варьирования разрядности входной информации, позволяющий расширить поля допуска на физические параметры средств их реализации, что снижает затраты на их изготовлении и соответственно ИНСМ в целом, а так же увеличивает значение ряда показателей, в частности отказоустойчивости.

3. Синтезирована и исследована модель ИНСМ уровня подсистем обнаружения сигнала сквиттера инфокоммуникационного сигнала на фоне помех. Определены допуски на отношение сигнал-шум во входном сигнале (не более 33дБ) и на информационные параметры нейронов ИНСМ (-20%) для обеспечения вероятности ошибки распознавания ИНСМ — не более 0,5 % (вероятность обнаружения 99,5%). В результате применения разработанного алгоритма допуск на отношение сигнал-шум во входном сигнале снизился до 9дБ, а на информационные параметры нейронов ИНСМ до -29% при сохранении заданной точности за счёт установления разрядности входной информации - 2.

4. Разработанные методы позволяют проводить оптимизацию функциональных допусков произвольных ИНСМ при наличии дестабилизирующих их работу воздействий и являются составной частью теоретической базы инженерных методов проектирования универсальных и специализированных технических средств обработки информации нового поколения на основе наноразмерных элементов.

Литература

1. Галушкин А.И. На пути к нейрокомпьютерам с использованием мемристоров // Приложение к журналу "Информационные технологии". 2014. №4. С.2-19.
2. ГОСТ 15467-79 Управление качеством продукции. Основные понятия, термины и определения. – М.: Издательство стандартов, 2001. – 22с.
3. Ram Kaji Budhathoki, Maheshwar Pd. Sah, Shyam Prasad Adhikari, Hyongsuk Kim, Leon Chua. Composite Behavior of Multiple Memristor Circuits // IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. Volume 60. Issue 10. 2013. PP 2688-2700.
4. Shyam Prasad Adhikari, Hyongsuk Kim, Ram Kaji Budhathoki, Changju Yang, Jung-Mu Kim. Learning with memristor bridge synapse-based neural networks // 2014 14th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications (CNNA). 2014.
5. Adhikari et al.: A Circuit-Based Learning Architecture for Multilayer Neural Networks With Memris-

tor Bridge Synapses // IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. Volume 62. Issue 1. 2015. PP. 215-223.

6. Данилин С.Н., Щаников С.А. Проблемы проектирования ИНСМ с заданной точностью функционирования // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2016. №4. С. 3-11.

7. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. Design of artificial neural networks with a specified quality of functioning // Proceedings - 2014 International Conference on Engineering and Telecommunication, EnT 2014. 2014. PP. 67-71. (DOI: 10.1109/EnT.2014.38)

8. Galushkin A.I., Danilin S.N., Shchanikov S.A. The research of memristor-based neural network components operation accuracy in control and communication systems // Source of the Document 2015 International Siberian Conference on Control and Communications, SIBCON 2015 - Proceedings. 2015. PP. 1-6. (DOI: 10.1109/SIBCON.2015.7147034)

9. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. Numerical simulation of neural network components of controlling and measuring systems // Proceedings of 2014 International Conference on Mechanical Engineering, Automation and Control Systems, MEACS 2014. 2014. PP. 1-4. (DOI: 10.1109/MEACS.2014.6986873)

10. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. The development of a neuronetwork component for technical systems of mechanical engineering // Proceedings of 2014 International Conference on Mechanical Engineering, Automation and Control Systems,

MEACS 2014. 2014. PP. 1-4. (DOI: 10.1109/MEACS.2014.6986874)

11. Алгазинов Э.К. Анализ и компьютерное моделирование информационных процессов и систем / Алгазинов Э.К., Сирота А.А. ; под общ. ред. А.А. Сироты. -М.: Диалог-МИФИ, 2009. - 416с.

12. Danilin S.N., Shchanikov S.A., Panteleev S.V. Determining Operation Tolerances of Memristor-Based Artificial Neural Networks // Engineering and Telecommunication (EnT), 2016 International Conference on. 2016. PP. 34-38. (DOI: 10.1109/EnT.2016.016)

13. Данилин С.Н., Щаников С.А., Сакулин А.Е. Определение функциональных допусков искусственных нейронных сетей на основе наномемристоров // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2017. №3 (61). С. 25-31. (DOI: 10.21667/1995-4565-2017-1-3-25-31)

14. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Алгоритм проектирования нейронных сетей с минимальной разрядностью // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2013. № 1. С. 245-251.

15. Смирнов М.С. Моделирование алгоритмов АЗН-В приёмника в системе LabVIEW // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2016. № 18. С. 48-52.

16. Данилин С.Н., Пантелеев С.В., Щаников С.А. Исследование точности функционирования искусственных нейронных сетей на базе мемристоров при дестабилизирующих воздействиях // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2016. №19. С.4-13.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 15-08330.

Поступила 10 августа 2017 г.

English

Determining operation tolerances of memristor-based artificial neural networks with noise in the input signal

Sergey Nikolaevich Danilin – Candidate of Technical Sciences Associate Professor Murom Institute (branch) Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletov.

Sergey Andreevich Shchanikov – Candidate of Technical Sciences Associate Professor Murom Institute (branch) Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletov.

E-mail: seach@inbox.ru.

Address: 602264, Murom, Orlovskaya 23.

Sergey Vladimirovich Panteleev – candidate of technical Sciences, associate Professor, the Vyksa branch of Nizhny Novgorod state technical University im. N. E. Alekseev.

E-mail: ser-panteleev@yandex.ru.

Abstract: One of the most difficult problems to solve in developing memristor-based artificial neural networks (MANN) is to ensure their operation required quality. According to the existing standards the product quality is characterized by certain indicators, value of which in the process of making and operation have to be in the limits set by the regulating documentation - tolerances. Therefore, the problem to ensure MANN required operation quality comes down to a problem of determining optimal values of their operation tolerances (bringing to the preset level or obtaining the greatest possible value) with limitations listed in design requirements. This work proposes the general approach to developing optimization methods of accuracy (quality) figures for MANN work and operation tolerances with limitations for input data parameters and

available technical equipment of their implementation. Relying on the general approach the algorithms are worked out to determine the optimal tolerances on MANN operation data parameters through input data width variation enabling to extend tolerance limits on physical parameters of their implementation instruments and that reduces expenses on their manufacture and correspondingly on MANN in general, and that also increases some indicators value, in particular such as fail-safety. The developed algorithms enable to perform the optimization of operation tolerances on unspecified MANN in the case of destabilizing impacts on their work and these algorithms constitute an integral part of theoretical foundation for engineering methods of designing multipurpose and specialized technical equipment to process next-generation nanoelement-based data.

Key words: artificial neural networks, memristors, optimization, data width, quality, accuracy, operation tolerances, signal identification in the environment of noise and interference, simulation modeling, squitter.

References

1. Galushkin A.I. On the way to neurocomputers using memristors. Appendix to Journal "Informatsionnye tekhnologii." 2014. No. 4. P.2-19.
2. GOST 15467-79 Product quality management. Basic concepts, terms and definitions. - M.: Izdatelstvo standartov, 2001. – 22p.
3. Ram Kaji Budhathoki, Maheshwar Pd. Sah, Shyam Prasad Adhikari, Hyongsuk Kim, Leon Chua. Composite Behavior of Multiple Memristor Circuits. - IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. Volume 60. Issue 10. 2013. PP 2688-2700.
4. Shyam Prasad Adhikari, Hyongsuk Kim, Ram Kaji Budhathoki, Changju Yang, Jung-Mu Kim. Learning with memristor bridge synapse-based neural networks. - 2014 14th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications (CNNA). 2014.
5. Adhikari et al.: A Circuit-Based Learning Architecture for Multilayer Neural Networks With Memristor Bridge Synapses. - IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. Volume 62. Issue 1. 2015. PP. 215-223.
6. Danilin S.N., Shchanikov S. A. Design problems of MANN with the required operation accuracy. - *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2016. No. 4. P. 3-11.
7. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. Design of artificial neural networks with a specified quality of functioning. - Proceedings - 2014 International Conference on Engineering and Telecommunication, EnT 2014. 2014. PP. 67-71. (DOI: 10.1109/EnT.2014.38)
8. Galushkin A.I., Danilin S.N., Shchanikov S.A. The research of memristor-based neural network components operation accuracy in control and communication systems. - Source of the Document 2015 International Siberian Conference on Control and Communications, SIBCON 2015 - Proceedings. 2015. PP. 1-6. (DOI: 10.1109/SIBCON.2015.7147034)
9. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. Numerical simulation of neural network components of controlling and measuring systems. - Proceedings of 2014 International Conference on Mechanical Engineering, Automation and Control Systems, MEACS 2014. 2014. PP. 1-4. (DOI: 10.1109/MEACS.2014.6986873)
10. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. The development of a neuronetwork component for technical systems of mechanical engineering. - Proceedings of 2014 International Conference on Mechanical Engineering, Automation and Control Systems, MEACS 2014. 2014. PP. 1-4. (DOI: 10.1109/MEACS.2014.6986874)
11. Algazinov E.K. Analysis and computer simulation of data processes and systems / Algazinov E.K., Sirota A.A.; Ed. by A.A. Sirota. - M.: Dialog-MIFI, 2009. – 416p.
12. Danilin S.N., Shchanikov S.A., Pantelev S.V. Determining Operation Tolerances of Memristor-Based Artificial Neural Networks. - Engineering and Telecommunication (EnT), 2016 International Conference on. 2016. PP. 34-38. (DOI: 10.1109/EnT.2016.016)
13. Danilin S.N., Shchanikov S. A., Sakulin A.E. Determining operation tolerances of nanomemristor-based artificial neural networks. *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2017. No. 3 (61). P. 25-31. (DOI: 10.21667/1995-4565-2017-1-3-25-31)
14. Danilin S.N., Makarov M. V., Shchanikov S. A. Design algorithm of neural networks with the minimum width variation. *Izvestiya Tulskego gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskiye nauki*. 2013. No. 1. P. 245-251.
15. Smirnov M. S. Modeling of ADS-B transponder algorithms using LabVIEW. *Metody i ustroystva peredachi i obrabotki informatsii*. 2016. No. 18. P. 48-52.
16. Danilin S.N., Pantelev S.V., Shchanikov S. A. Operation accuracy research of memristor-based artificial neural networks under the influence of destabilizing factors. *Metody i ustroystva peredachi i obrabotki informatsii*. 2016. No. 19. P. 4-13.